



(21) 申请号 202410895026.0

(22) 申请日 2024.07.05

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 118419788 A

(43) 申请公布日 2024.08.02

(73) 专利权人 山东济矿鲁能煤电股份有限公司
阳城煤矿地址 272502 山东省济宁市汶上县郭楼镇
张坝口村东(72) 发明人 薄福利 连涛 吴敬建 刘朋朋
殷宏杰 高贵国 孙祥勇 李恩光
李斌 郭灿 王文启(74) 专利代理机构 济南知来知识产权代理事务
所(普通合伙) 37276

专利代理师 曹丽

(51) Int.Cl.

B66C 15/04 (2006.01)

B66C 15/06 (2006.01)

B66C 13/46 (2006.01)

B66C 13/48 (2006.01)

G06F 17/16 (2006.01)

G06F 17/10 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 112489125 A, 2021.03.12

张知田, 王园园, 罗柱邦, 郭子扬, 郭红领. 塔吊与工人空间交互下危险场景自动检测. 清华大学学报(自然科学版). 2023, (第2期), 第198-204页.

审查员 潘敏睿

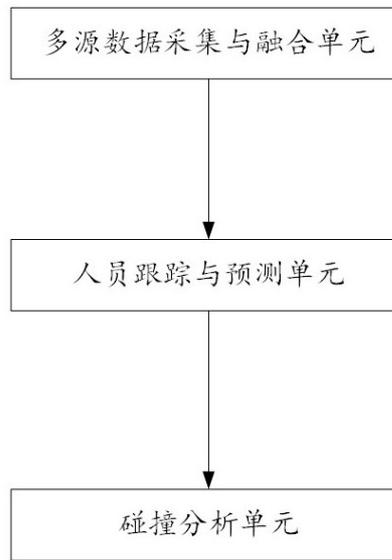
权利要求书3页 说明书17页 附图1页

(54) 发明名称

单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统

(57) 摘要

本发明属于智能控制技术领域,具体涉及单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统。所述系统包括:多源数据采集与融合单元,用于通过多传感器采集单轨吊的运行数据和周围环境数据,组成多源数据集;对多源数据集进行非线性融合,得到融合多源数据集;人员跟踪与预测单元,用于跟踪人员轨迹,并基于人员轨迹,对每个人员进行未来轨迹预测,得到每个人员的预测轨迹;碰撞分析单元,用于根据融合多源数据集,计算出危险区域,然后基于预测轨迹,计算出碰撞风险值,在碰撞风险值超过设定的第一风险阈值时,控制单轨吊进行制动。本发明显著提升了单轨吊人员接近保护及防撞保护系统的安全性、可靠性和智能化水平。



1. 单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统,其特征在于,所述系统包括:多源数据采集与融合单元,用于通过多传感器采集单轨吊的运行数据和周围环境数据,组成多源数据集合;对多源数据集合进行非线性融合,得到融合多源数据集合;人员跟踪与预测单元,用于跟踪人员轨迹,并基于人员轨迹,对每个人进行未来轨迹预测,得到每个人的预测轨迹;碰撞分析单元,用于根据融合多源数据集合,计算出危险区域,然后基于预测轨迹,计算出碰撞风险值,在碰撞风险值超过设定的第一风险阈值时,控制单轨吊进行制动;

所述运行数据至少包括:单轨吊分别在X轴、Y轴和Z轴三个方向的速度分量,单轨吊分别绕X轴、Y轴和Z轴的角速度分量和单轨吊的滚转角、俯仰角和偏航角;所述环境数据至少包括:风速分别在X轴、Y轴和Z轴方向的分量和每个人的初始三维坐标;

设多源数据集合为 $\mathbf{E} = [\mathbf{P}, \mathbf{V}, \mathbf{W}, \mathbf{\Omega}, \mathbf{\Phi}]$; 其中, $\mathbf{P} = [x_1, y_1, z_1, \dots, x_n, y_n, z_n]$, 表示每个人的初始三维坐标组成的三维坐标集合,其以单轨吊的位置为原点, x_n 为第 n 个人的X轴坐标值, y_n 为第 n 个人的Y轴坐标值, z_n 为第 n 个人的Z轴坐标值;

$\mathbf{V} = [v_x, v_y, v_z]$, 表示单轨吊速度集, v_x 、 v_y 和 v_z 分别表示单轨吊在X轴、Y轴和Z轴三个方向的速度分量; $\mathbf{W} = [w_x, w_y, w_z]$ 表示风速集, w_x 、 w_y 和 w_z 分别表示风速在X轴、Y轴和Z轴方向的分量; $\mathbf{\Omega} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]$ 表示角速度集, ω_x 、 ω_y 和 ω_z 分别表示单轨吊绕X轴、Y轴和Z轴的角速度分量; $\mathbf{\Phi} = [\phi, \theta, \psi]$ 表示单轨吊偏转角集, ϕ 、 θ 和 ψ 分别表示单轨吊的滚转角、俯仰角和偏航角;

多源数据采集与融合单元,使用改进的无迹卡尔曼滤波器对多源数据集合进行非线性融合,具体的过程包括:预测步骤、更新步骤和自适应因子更新步骤;其中,预测步骤的公式如下:

$$\chi_{k-1} = [\hat{\mathbf{E}}_{k-1}, \hat{\mathbf{E}}_{k-1} + \gamma\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}, \hat{\mathbf{E}}_{k-1} - \gamma\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}];$$

$$\chi_{k|k-1}^* = f(\chi_{k-1}, \mathbf{u}_k, \theta_k);$$

$$\hat{\mathbf{E}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \chi_{i,k|k-1}^*;$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}][\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}]^T + \mathbf{Q}_k(\lambda_k);$$

更新步骤的公式如下:

$$\gamma_{k|k-1} = h(\chi_{k|k-1}^*, \phi_k);$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \gamma_{i,k|k-1};$$

$$\mathbf{P}_{zz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\gamma_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}][\gamma_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T + \mathbf{R}_k(\mu_k);$$

$$\mathbf{P}_{xz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}][\gamma_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T;$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz} \mathbf{P}_{zz}^{-1};$$

$$\hat{\mathbf{E}}_k = \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1});$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zz} \mathbf{K}_k^T;$$

其中, χ_{k-1} 是k-1时刻的sigma点集; $\hat{\mathbf{E}}_{k-1}$ 是k-1时刻的状态估计; γ 是sigma点分布的缩放参数; \mathbf{P}_{k-1} 是k-1时刻的协方差矩阵; \mathbf{u}_k 是k时刻的控制输入; θ_k 是状态转移函数的参数; $f(\cdot)$ 是预设的非线性状态转移函数; $h(\cdot)$ 是预设的非线性观测函数; ϕ_k 是观测函数的参数; W_i^m 和 W_i^c 分别是第 i 个sigma点的均值和协方差权重; $\mathbf{Q}_k(\lambda_k)$ 是自适应过程噪声协方差矩阵, 用于表示状态预测的不确定性; $\mathbf{R}_k(\mu_k)$ 是自适应观测噪声协方差矩阵, 表示观测的不确定性; \mathbf{z}_k 是k时刻的实际观测值; \mathbf{K}_k 是卡尔曼增益; λ_k 是过程噪声自适应因子, 用于动态调整过程噪声协方差矩阵; μ_k 是观测噪声自适应因子, 用于动态调整观测噪声协方差矩阵; \mathbf{P}_{xz} 是状态与观测之间的互协方差矩阵; $\hat{\mathbf{E}}_k$ 是k时刻的后验状态估计, 即更新后的最佳估计, 作为融合多源数据集; \mathbf{P}_k 为k时刻的后验协方差矩阵, 表示更新后的状态估计不确定性; \mathbf{P}_{zz} 是预测观测值的协方差矩阵; $\chi_{k|k-1}$ 是通过状态转移函数传播后的sigma点集; $\hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}$ 是k时刻的先验状态估计; $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 是k时刻的先验协方差矩阵; $\gamma_{k|k-1}$ 是sigma点集通过观测函数传播后的结果; $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ 是预测的观测值; $\chi_{i,k|k-1}^*$ 是通过状态转移函数传播后的第 i 个sigma点; $\gamma_{i,k|k-1}$ 是第 i 个sigma点通过观测函数传播后的结果; sigma点总共 $2n + 1$ 个。

2. 如权利要求1所述的单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统, 其特征在于, 自适应因子更新步骤的公式如下:

$$\lambda_k = \lambda_{k-1} + \alpha \cdot \tanh(\|\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}\|_2 - \beta);$$

$$\mu_k = \mu_{k-1} \cdot \exp(-\delta \cdot \|\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}\|_2^2);$$

其中, α 是过程噪声自适应因子 λ_k 的调节参数, 控制其变化速率; β 是过程噪声自适应因子 λ_k 的阈值参数, 影响其变化的敏感度; δ 是观测噪声自适应因子 μ_k 的调节参数, 控制其变化速率; $\|\cdot\|_2$ 表示L2范数。

3. 如权利要求2所述的单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统, 其特征在于, 人员跟踪与预测单元, 跟踪人员轨迹, 并基于人员轨迹, 对每个人员进行未来轨迹预测, 得到每个人员的预测轨迹的过程使用如下公式进行表示:

$${}^c_0 D_t^A \mathbf{H}(t + \Delta t) = \mathbf{S} \cdot \sum_{j=0}^{\lfloor t/h \rfloor} [\mathbf{H}(t - jh) - \mathbf{H}(t - (j+1)h)] \cdot [{}^c_0 D_t^{A-1} \mathbf{H}(t) + \mathbf{G} \cdot {}^c_0 D_t^{A-1} \mathbf{H}(t)];$$

其中, D_t 为Caputo分数阶导数算子; A 为阶数; h 为时间步长; Δt 为预测时间间隔; $\mathbf{H}(t)$ 为t时刻的人员三维坐标集合函数, 其为一条曲线函数, 该曲线函数所表征的曲线与该人员三维坐标集合中的每个三维坐标的距离的和值最小; $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整符号; \mathbf{G} 为高斯噪声矩阵; 预设的 \mathbf{S} 为Caputo分数阶导数转移矩阵; 通过求解该公式, 得到 $\mathbf{H}(t + \Delta t)$, 作为该人员的预测轨迹; C 是指Caputo, 表示这是Caputo分数阶导数。

4. 如权利要求3所述的单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统, 其特征在于, Caputo分数阶导数转移矩阵使用如下公式进行表示:

$$S = \frac{1}{\Gamma(1-A)} \sum_{j=0}^{\lfloor t/h \rfloor} \frac{\Gamma(j-A)}{\Gamma(j+1)};$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数。

5. 如权利要求4所述的单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统, 其特征在于, 碰撞分析单元, 通过如下公式, 根据融合多源数据集, 计算出危险区域:

$$A_{danger} = \pi \cdot (R_{base} + L_{boom} \cdot \sin(X))^2 \cdot \exp\left(\frac{\|\hat{\mathbf{E}}_k(2)\|}{V_{max}} + \frac{\|\hat{\mathbf{E}}_k(3)\|}{W_{max}} + \frac{m_{load}}{m_{max}}\right) \cdot (1 + \beta \cdot \|\hat{\mathbf{E}}_k(4)\|) \cdot (\arccos \hat{\mathbf{E}}_k(5,1) + \arccos \hat{\mathbf{E}}_k(5,2) + \arccos \hat{\mathbf{E}}_k(5,3))$$

其中, A_{danger} 为以单轨吊为中心的呈圆形的危险区域的面积; R_{base} 为单轨吊基座半径; L_{boom} 为单轨吊的最长径向长度; X 为单轨吊与相对于水平面的偏离角度; $\hat{\mathbf{E}}_k(2)$ 为融合多源数据集的第二个元素, 对应于融合多源数据集中的单轨吊速度集; $\hat{\mathbf{E}}_k(3)$ 为融合多源数据集的第三个元素, 对应于融合多源数据集中的风速集; $\hat{\mathbf{E}}_k(4)$ 为融合多源数据集的第四个元素, 对应于融合多源数据集中的角速度集; m_{load} 为单轨吊当前载重; $\|\cdot\|$ 为求向量模的运算; V_{max} 为最大允许速度; W_{max} 为最大允许风速; m_{max} 为最大允许载重; $\hat{\mathbf{E}}_k(5,1)$, $\hat{\mathbf{E}}_k(5,2)$ 和 $\hat{\mathbf{E}}_k(5,3)$ 分别对应于融合多源数据集中的滚转角、俯仰角和偏航角; β 为调整系数。

6. 如权利要求5所述的单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统, 其特征在于, 所述调整系数 β 通过如下公式进行计算:

$$\beta = \beta_0 \cdot \left(1 + \tanh\left(\frac{\|\mathbf{E}\|}{\mathbf{E}_{max}}\right)\right)^t;$$

其中, β_0 为初始值, 取值范围为0.5到1.3; \mathbf{E}_{max} 是多源数据集的模的最大允许值, 为设定值。

单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统

技术领域

[0001] 本发明属于智能控制技术领域,具体涉及单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统。

背景技术

[0002] 单轨吊作为一种重要的运输工具,广泛应用于工业、矿业、建筑等多个领域。随着工业自动化和智能化的发展,单轨吊的使用频率和操作复杂度不断增加。然而,在实际操作中,单轨吊的安全问题始终是一个关键的技术难题。尤其是在人员密集、环境复杂的工作场所,如何有效防止单轨吊与人员或其他设备发生碰撞,已成为亟待解决的问题。

[0003] 目前,市场上已有多种用于单轨吊安全控制的技术方案。这些技术大致可分为三类:基于传感器的检测技术、基于图像识别的监控技术和基于无线通信的定位技术。基于传感器的检测技术主要通过安装在单轨吊上的各种传感器(如红外传感器、超声波传感器、激光雷达等),实时监测单轨吊周围的环境信息。当传感器检测到障碍物或人员接近时,系统会发出警报,并采取相应的制动措施。这类技术具有响应迅速、安装方便等优点,但在复杂环境中,传感器容易受到灰尘、雨水等外界因素的干扰,导致检测精度下降。基于图像识别的监控技术则通过摄像头实时捕捉单轨吊周围的图像,并利用计算机视觉算法进行分析,识别出潜在的危险因素。这类技术可以提供更加直观和全面的环境信息,但其准确性依赖于图像处理算法的性能。在光线不足或遮挡严重的情况下,图像识别的准确性和可靠性会大打折扣。此外,图像处理需要较高的计算资源,对系统的实时性提出了更高的要求。基于无线通信的定位技术则通过在单轨吊和周围环境中布设无线信标,利用信号强度或时间差计算出各设备和人员的位置。这类技术能够提供较高精度的定位信息,但其实现成本较高,需要在工作环境中布设大量的信标设备。而且,信号容易受到反射、多路径效应等影响,导致定位精度不稳定。

发明内容

[0004] 鉴于此,本发明的主要目的在于提供单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统,本发明显著提升了单轨吊人员接近保护及防撞保护系统的安全性、可靠性和智能化水平。

[0005] 本发明采用的技术方案如下:

[0006] 单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统,所述系统包括:多源数据采集与融合单元,用于通过多传感器采集单轨吊的运行数据和周围环境数据,组成多源数据集合;对多源数据集合进行非线性融合,得到融合多源数据集;人员跟踪与预测单元,用于跟踪人员轨迹,并基于人员轨迹,对每个人员进行未来轨迹预测,得到每个人员的预测轨迹;碰撞分析单元,用于根据融合多源数据集,计算出危险区域,然后基于预测轨迹,计算出碰撞风险值,在碰撞风险值超过设定的第一风险阈值时,控制单轨吊进行制动。

[0007] 进一步的,所述运行数据至少包括:单轨吊分别在X轴、Y轴和Z轴三个方向的速度

分量,单轨吊分别绕X轴、Y轴和Z轴的角速度分量和单轨吊的滚转角、俯仰角和偏航角;所述环境数据至少包括:风速分别在X轴、Y轴和Z轴方向的分量和每个人员的初始三维坐标。

[0008] 进一步的,设多源数据集为 $\mathbf{E} = [\mathbf{P}, \mathbf{V}, \mathbf{W}, \mathbf{\Omega}, \mathbf{\Phi}]$; 其中, $\mathbf{P} = [x_1, y_1, z_1, \dots, x_n, y_n, z_n]$, 表示每个人员的初始三维坐标组成的三维坐标集合, 其以单轨吊的位置为原点, x_n 为第 n 个人的X轴坐标值, y_n 为第 n 个人的Y轴坐标值, z_n 为第 n 个人的Z轴坐标值; $\mathbf{V} = [v_x, v_y, v_z]$, 表示单轨吊速度集, v_x 、 v_y 和 v_z 分别表示单轨吊在X轴、Y轴和Z轴三个方向的速度分量; $\mathbf{W} = [w_x, w_y, w_z]$ 表示风速集, w_x 、 w_y 和 w_z 分别表示风速在X轴、Y轴和Z轴方向的分量; $\mathbf{\Omega} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]$ 表示角速度集, ω_x 、 ω_y 和 ω_z 分别表示单轨吊绕X轴、Y轴和Z轴的角速度分量; $\mathbf{\Phi} = [\phi, \theta, \psi]$ 表示单轨吊偏转角集, ϕ 、 θ 和 ψ 分别表示单轨吊的滚转角、俯仰角和偏航角。

[0009] 进一步的,多源数据采集与融合单元,使用改进的无迹卡尔曼滤波器对多源数据集进行非线性融合,具体的过程包括:预测步骤、更新步骤和自适应因子更新步骤;其中,预测步骤的公式如下:

$$[0010] \quad \chi_{k-1} = [\hat{\mathbf{E}}_{k-1}, \hat{\mathbf{E}}_{k-1} + \gamma\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}, \hat{\mathbf{E}}_{k-1} - \gamma\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}];$$

$$[0011] \quad \chi_{k|k-1}^* = f(\chi_{k-1}, \mathbf{u}_k, \theta_k);$$

$$[0012] \quad \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \chi_{i,k|k-1}^*;$$

$$[0013] \quad \mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}][\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}]^T + \mathbf{Q}_k(\lambda_k);$$

[0014] 更新步骤的公式如下:

$$[0015] \quad \gamma_{k|k-1} = h(\chi_{k|k-1}^*, \phi_k);$$

$$[0016] \quad \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \gamma_{i,k|k-1};$$

$$[0017] \quad \mathbf{P}_{zz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\gamma_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}][\gamma_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T + \mathbf{R}_k(\mu_k);$$

$$[0018] \quad \mathbf{P}_{xz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}][\gamma_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T;$$

$$[0019] \quad \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz} \mathbf{P}_{zz}^{-1};$$

$$[0020] \quad \hat{\mathbf{E}}_k = \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1});$$

$$[0021] \quad \mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zz} \mathbf{K}_k^T;$$

[0022] 其中, χ_{k-1} 是 $k-1$ 时刻的sigma点集; $\hat{\mathbf{E}}_{k-1}$ 是 $k-1$ 时刻的状态估计; γ 是sigma点分布的缩放参数; \mathbf{P}_{k-1} 是 $k-1$ 时刻的协方差矩阵; \mathbf{u}_k 是 k 时刻的控制输入; θ_k 是状态转移函数的参数; $f(\cdot)$ 是预设的非线性状态转移函数; $h(\cdot)$ 是预设的非线性观测函数; ϕ_k 是观测函数的参数; W_i^m 和 W_i^c 分别是第 i 个sigma点的均值和协方差权重; $\mathbf{Q}_k(\lambda_k)$ 是自适应过程噪声协方差矩阵,用于表示状态预测的不确定性; $\mathbf{R}_k(\mu_k)$ 是自适应观测噪声协方差矩

阵,表示观测的不确定性; \mathbf{z}_k 是k时刻的实际观测值; \mathbf{K}_k 是卡尔曼增益; λ_k 是过程噪声自适应因子,用于动态调整过程噪声协方差矩阵; μ_k 是观测噪声自适应因子,用于动态调整观测噪声协方差矩阵; \mathbf{P}_{xz} 是状态与观测之间的互协方差矩阵; $\hat{\mathbf{E}}_k$ 是k时刻的后验状态估计,即更新后的最佳估计,作为融合多源数据集; \mathbf{P}_k 为k时刻的后验协方差矩阵,表示更新后的状态估计不确定性; \mathbf{P}_{zz} 是预测观测值的协方差矩阵; $\chi_{k|k-1}^*$ 是通过状态转移函数传播后的sigma点集; $\hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}$ 是k时刻的先验状态估计; $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 是k时刻的先验协方差矩阵; $\mathbf{Y}_{k|k-1}$ 是sigma点集通过观测函数传播后的结果; $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ 是预测的观测值; $\chi_{i,k|k-1}^*$ 是通过状态转移函数传播后的第*i*个sigma点; $\mathbf{Y}_{i,k|k-1}$ 是第*i*个sigma点通过观测函数传播后的结果;sigma点总共 $2n + 1$ 个。

[0023] 进一步的,自适应因子更新步骤的公式如下:

$$[0024] \quad \lambda_k = \lambda_{k-1} + \alpha \cdot \tanh(\|\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}\|_2 - \beta);$$

$$[0025] \quad \mu_k = \mu_{k-1} \cdot \exp(-\delta \cdot \|\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}\|_2^2);$$

[0026] 其中, α 是过程噪声自适应因子 λ_k 的调节参数,控制其变化速率; β 是过程噪声自适应因子 λ_k 的阈值参数,影响其变化的敏感度; δ 是观测噪声自适应因子 μ_k 的调节参数,控制其变化速率; $\|\cdot\|_2$ 表示L2范数。

[0027] 进一步的,人员跟踪与预测单元,跟踪人员轨迹,并基于人员轨迹,对每个人员进行未来轨迹预测,得到每个人员的预测轨迹的过程使用如下公式进行表示:

$$[0028] \quad \begin{aligned} {}_0^C D_t^A \mathbf{H}(t + \Delta t) &= \mathbf{S} \cdot \sum_{j=0}^{\lfloor t/h \rfloor} [\mathbf{H}(t - jh) - \mathbf{H}(t - (j + 1)h)] \cdot \\ &[{}_0^C D_t^{A-1} \mathbf{H}(t) + \mathbf{G} \cdot {}_0^C D_t^{A-1} \mathbf{H}(t)] \end{aligned};$$

[0029] 其中, D_t^A 为Caputo分数阶导数算子; A 为阶数; h 为时间步长; Δt 为预测时间间隔; $\mathbf{H}(t)$ 为t时刻的人员三维坐标集合函数,其为一条曲线函数,该曲线函数所表征的曲线与该人员三维坐标集合中的每个三维坐标的距离的和值最小; $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整符号; \mathbf{G} 为高斯噪声矩阵;预设的 \mathbf{S} 为Caputo分数阶导数转移矩阵;通过求解该公式,得到 $\mathbf{H}(t + \Delta t)$,作为该人员的预测轨迹; C 是指Caputo,表示这是Caputo分数阶导数。

[0030] 进一步的,Caputo分数阶导数转移矩阵使用如下公式进行表示:

$$[0031] \quad \mathbf{S} = \frac{1}{\Gamma(1-A)} \sum_{j=0}^{\lfloor t/h \rfloor} \frac{\Gamma(j-A)}{\Gamma(j+1)};$$

[0032] 其中, $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数。

[0033] 进一步的,碰撞分析单元,通过如下公式,根据融合多源数据集,计算出危险区域:

$$A_{danger} = \pi \cdot (R_{base} + L_{boom} \cdot \sin(X))^2 \cdot \exp\left(\frac{\|\hat{\mathbf{E}}_k(2)\|}{V_{max}} + \frac{\|\hat{\mathbf{E}}_k(3)\|}{W_{max}} + \frac{m_{load}}{m_{max}}\right) \cdot (1 + \beta \cdot \|\hat{\mathbf{E}}_k(4)\|) \cdot (\arccos\hat{\mathbf{E}}_k(5,1) + \arccos\hat{\mathbf{E}}_k(5,2) + \arccos\hat{\mathbf{E}}_k(5,3)) \quad ;$$

[0035] 其中, A_{danger} 为以单轨吊为中心的呈圆形的危险区域的面积; R_{base} 为单轨吊基座半径; L_{boom} 为单轨吊的最长径向长度; X 为单轨吊与相对于水平面的偏离角度; $\hat{\mathbf{E}}_k(2)$ 为融合多源数据集的第二个元素, 对应于融合多源数据集中的单轨吊速度集; $\hat{\mathbf{E}}_k(3)$ 为融合多源数据集的第三个元素, 对应于融合多源数据集中的风速集; $\hat{\mathbf{E}}_k(4)$ 为融合多源数据集的第四个元素, 对应于融合多源数据集中的角速度集; $\|\cdot\|$ 为求向量模的运算; V_{max} 为最大允许速度; W_{max} 为最大允许风速; m_{max} 为最大允许载重; $\hat{\mathbf{E}}_k(5,1)$, $\hat{\mathbf{E}}_k(5,2)$ 和 $\hat{\mathbf{E}}_k(5,3)$ 分别对应于融合多源数据集中的滚转角、俯仰角和偏航角; β 为调整系数。

[0036] 进一步的, 所述调整系数通过如下公式进行计算:

$$[0037] \quad \beta = \beta_0 \cdot \left(1 + \tanh\left(\frac{\|\mathbf{E}\|}{\mathbf{E}_{max}}\right)\right)^t ;$$

[0038] 其中, β_0 为初始值, 取值范围为0.5到1.3; \mathbf{E}_{max} 是多源数据集合的模的最大允许值, 为设定值。

[0039] 采用以上技术方案, 本发明产生了以下有益效果: 本发明通过多源数据融合技术, 实现了对单轨吊周围环境的全面感知。系统利用安装在单轨吊上的多种传感器(如红外传感器、超声波传感器和激光雷达等)实时采集环境数据, 同时结合图像识别技术获取视觉信息, 并利用无线定位技术精确定位单轨吊和周围人员的位置。通过对这些多源数据的融合和综合分析, 系统能够全面掌握单轨吊的运行状态和环境信息, 确保在复杂多变的环境中仍能提供高精度的检测和分析结果。本发明还实现了对潜在危险的预测和预警。碰撞分析单元结合多源数据集, 通过数学公式计算出危险区域, 并在检测到潜在碰撞风险时及时发出警报并采取相应措施。具体而言, 系统利用融合多源数据集的速度向量、风速向量、角速度向量以及姿态角度等参数, 动态计算危险区域的大小和形状。当系统检测到人员或物体进入危险区域时, 会立即发出警报, 并根据需要采取紧急制动或其他安全措施, 以防止碰撞事故的发生。这种预测和预警机制显著降低了事故发生的概率, 提升了系统的安全性。

附图说明

[0040] 图1为本发明实施例提供的单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统的系统结构示意图。

具体实施方式

[0041] 本说明书中公开的所有特征, 或公开的所有方法或过程中的步骤, 除了互相排斥

的特征和/或步骤以外,均可以以任何方式组合。

[0042] 本说明书中公开的任一特征,除非特别叙述,均可被其他等效或具有类似目的的替代特征加以替换。即,除非特别叙述,每个特征只是一系列等效或类似特征中的一个例子而已。

[0043] 实施例1:参考图1,单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统,所述系统包括:多源数据采集与融合单元,用于通过多传感器采集单轨吊的运行数据和周围环境数据,组成多源数据集合;对多源数据集合进行非线性融合,得到融合多源数据集;人员跟踪与预测单元,用于跟踪人员轨迹,并基于人员轨迹,对每个人员进行未来轨迹预测,得到每个人员的预测轨迹;碰撞分析单元,用于根据融合多源数据集,计算出危险区域,然后基于预测轨迹,计算出碰撞风险值,在碰撞风险值超过设定的第一风险阈值时,控制单轨吊进行制动。

[0044] 具体的,在单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统中,多源数据采集与融合单元扮演着至关重要的角色,它是整个系统感知环境、收集信息的基础。这个单元的工作原理建立在多传感器协同工作的基础上,通过整合不同类型传感器的优势,克服单一传感器的局限性,从而实现对单轨吊运行环境的全面、准确感知。在实际应用中,这个单元可能包括视觉传感器、激光雷达、超声波传感器、红外传感器等多种类型的数据采集设备。视觉传感器能够捕获环境的图像信息,有助于识别和跟踪人员;激光雷达可以精确测量距离和形状,有利于构建三维环境地图;超声波传感器适用于近距离障碍物检测;红外传感器则可在光线不足的情况下发挥作用。这些传感器分布在单轨吊的关键位置,形成一个全方位的感知网络。每种传感器都有其独特的数据格式和特点,直接将这些异构数据简单叠加难以发挥其最大效用。因此,多源数据融合技术应运而生。这种技术的核心在于将不同来源、不同特性的数据有机地结合起来,生成一个更加完整、准确的环境表征。在单轨吊系统中,数据融合过程首先需要对各传感器采集的原始数据进行预处理,包括噪声过滤、数据校准等步骤,以确保数据质量。随后,系统会将不同传感器的数据在时间和空间上进行对齐,这一步骤至关重要,因为只有正确对齐的数据才能进行有效的融合。接下来,系统会采用非线性融合算法来整合这些预处理后的数据。非线性融合之所以重要,是因为在复杂的工业环境中,各种因素之间往往存在非线性关系,传统的线性融合方法难以准确描述这种复杂性。常用的非线性融合方法包括卡尔曼滤波、粒子滤波、深度学习等技术。以深度学习为例,可以设计一个神经网络,将不同传感器的数据作为输入,通过多层非线性变换,最终输出一个综合的环境表征。这种方法的优势在于能够自动学习数据之间的复杂关系,无需人工设计特征。在单轨吊系统中,融合后的数据集不仅包含了单轨吊自身的运行状态信息,如位置、速度、载重等,还包含了周围环境的动态信息,如人员位置、移动障碍物等。这种全面的环境感知能力为后续的人员跟踪、轨迹预测和碰撞风险分析提供了坚实的数据基础。例如,融合后的数据可以更准确地定位周围的人员,即使某个传感器因遮挡或其他原因暂时失效,系统仍能依靠其他传感器的数据维持对环境的感知。此外,多源数据融合还能提高系统的抗干扰能力和可靠性。在恶劣的工业环境中,单一类型的传感器可能会受到诸如粉尘、振动、电磁干扰等因素的影响。通过融合多种传感器的数据,系统可以交叉验证信息的准确性,过滤掉异常数据,从而保证感知结果的可靠性。这一特性对于保障单轨吊操作的安全性尤为重要,因为任何环境感知的误差都可能导致严重的安全事故。

[0045] 人员跟踪与预测单元利用摄像头、激光雷达等传感设备获取单轨吊周围环境的实时图像和三维空间数据。摄像头捕捉的视觉图像经过预处理后,输入到深度学习模型中进行目标检测和识别。卷积神经网络(CNN)作为一种强大的图像处理工具,能够有效地识别图像中的人员目标,并标注出人员的位置和边界框。对于激光雷达捕捉的三维空间数据,通过点云处理算法,系统可以生成精确的人员位置和姿态信息。这些数据通过多传感器数据融合技术进行综合处理,形成一个高精度的人员位置信息集。在获取到人员的位置信息后,系统进入人员轨迹跟踪阶段。轨迹跟踪是一个连续的过程,旨在通过分析前后帧之间的人员位置变化,生成每个人员的移动轨迹。基于卡尔曼滤波器或粒子滤波器等算法,系统可以对人员轨迹进行平滑处理,消除噪声和不确定性,提高轨迹的准确性和连续性。同时,系统还采用了多目标跟踪(MOT)技术,通过数据关联和轨迹管理,确保在多人场景下对每个目标进行独立且准确的跟踪。人员跟踪数据为未来轨迹预测提供了基础。未来轨迹预测是基于历史轨迹数据和当前环境信息,利用机器学习和统计建模技术,预测人员未来的移动路径。长短期记忆网络(LSTM)作为一种适用于时间序列数据的递归神经网络,能够有效捕捉人员轨迹中的时序特征。系统将历史轨迹数据输入LSTM模型,通过学习轨迹中的运动模式和行为规律,生成人员在短期内的未来轨迹预测。此外,隐马尔可夫模型(HMM)等统计模型也可以用于预测人员的未来状态,通过状态转移概率和观测模型,估计人员在下一时刻可能的位置分布。人员轨迹预测的结果对于防撞决策至关重要。系统通过将预测的人员轨迹与单轨吊的运行轨迹进行对比,评估潜在的碰撞风险。具体来说,系统会计算单轨吊和人员在未来时刻的相对位置和速度,基于此计算碰撞风险值。当碰撞风险值超过预设的安全阈值时,系统会发出警报并采取制动措施,避免人员伤害和设备损坏。

[0046] 碰撞分析单元需要对多源数据采集与融合单元提供的融合数据进行全面解析。这些数据包括单轨吊的实时运行状态(如位置、速度、加速度)和周围环境的信息(如障碍物位置、人员位置等)。为了精确计算单轨吊的运动轨迹,碰撞分析单元会使用物理模型模拟单轨吊的运动过程,考虑动力学参数如质量、摩擦力和惯性等,以得到单轨吊在未来一段时间内的预测轨迹。同时,人员跟踪与预测单元提供的人员未来轨迹也会作为输入数据,参与到碰撞风险的评估中。

[0047] 在获得单轨吊和人员的预测轨迹后,碰撞分析单元将进入路径规划和风险计算阶段。路径规划算法,如A*算法和Dijkstra算法等,将被用来识别单轨吊和人员可能的碰撞路径。这些算法通过对单轨吊和人员的未来位置进行空间和时间上的匹配,找到他们可能会发生碰撞的区域。为了进一步提高碰撞预测的准确性,碰撞分析单元会结合环境数据进行动态调整,例如考虑实时检测到的新的障碍物或人员位置的变化。碰撞风险的评估是通过计算单轨吊和人员在未来时刻的相对位置和速度来实现的。碰撞分析单元会使用概率模型对这些相对位置和速度进行分析,估算发生碰撞的概率。概率模型可以考虑各种不确定因素,如传感器测量误差、人员运动的不确定性等,以提供一个更为准确的风险评估结果。基于这些分析结果,碰撞分析单元会计算出一个碰撞风险值,该值反映了单轨吊在未来时刻与人员发生碰撞的可能性和严重程度。当碰撞风险值超过预设的安全阈值时,碰撞分析单元会立即触发防撞保护机制。防撞保护机制包括发出警报信号和自动制动两部分。当系统发出警报信号时,操作人员会被提醒注意潜在的危险,并可以采取相应的措施进行干预。如果碰撞风险持续增加或已经接近不可避免的程度,系统会自动控制单轨吊进行紧急制动,

减缓或停止单轨吊的运动,从而避免碰撞的发生。碰撞分析单元的创新之处在于其高度智能化和自动化的风险评估和防护机制。相比传统的单一传感器或简单规则驱动的系统,本发明采用了多源数据融合、先进的路径规划算法和概率模型,使得碰撞分析更为准确和可靠。多传感器的数据融合提供了一个更全面和精确的环境感知,路径规划算法确保了对复杂环境下碰撞风险的准确识别,而概率模型则为风险评估引入了不确定性分析,提高了预测的鲁棒性和可靠性。

[0048] 实施例2:所述运行数据至少包括:单轨吊分别在X轴、Y轴和Z轴三个方向的速度分量,单轨吊分别绕X轴、Y轴和Z轴的角速度分量和单轨吊的滚转角、俯仰角和偏航角;所述环境数据至少包括:风速分别在X轴、Y轴和Z轴方向的分量和每个人员的初始三维坐标。

[0049] 具体的,在本系统中,单轨吊的运行数据通过一系列高精度传感器进行实时采集。线速度分量,指单轨吊在空间中沿X、Y、Z三个方向的运动速度,是由加速度计和GPS模块提供的。这些传感器实时监测单轨吊在各个方向上的移动,确保系统能够准确预测单轨吊的未来位置,从而有效防止碰撞事件的发生。与此同时,角速度分量,即单轨吊绕自身X、Y、Z三个轴的旋转速度,通过陀螺仪进行测量。这些数据对于了解单轨吊的旋转运动状态至关重要,因为任何角速度的变化都会影响单轨吊的整体运行轨迹。为了全面掌握单轨吊的姿态,系统还监测滚转角、俯仰角和偏航角,这些数据由姿态传感器和惯性测量单元(IMU)提供,确保对单轨吊在三维空间中的精确定位和控制。环境数据的采集同样至关重要,特别是在复杂的运行环境中。风速在X、Y、Z三个方向的分量通过安装在单轨吊周围的风速计进行测量。这些数据提供了单轨吊所受外部风力的详细信息,使系统能够评估风力对单轨吊稳定性的影响,并在必要时进行运动补偿和调整。此外,每个人员的初始三维坐标由激光雷达和摄像头等环境传感器提供。这些传感器通过检测和分析环境中的人员位置,生成每个人员的三维坐标数据,确保系统能够准确地识别和跟踪人员的运动轨迹。一旦采集到这些详细的运行和环境数据,系统将通过先进的算法进行处理和分析。首先,系统对单轨吊的线速度和角速度数据进行融合,以形成一个完整的运动模型。这个模型考虑了单轨吊在不同方向上的运动速度和旋转速度,并结合姿态数据,准确描述了单轨吊在空间中的动态行为。通过对这些数据的实时分析,系统能够预测单轨吊的未来位置和姿态,从而预防可能的碰撞。在环境数据处理方面,系统将风速数据与单轨吊的运动模型结合,评估外部风力对单轨吊运行的影响。风速分量的变化可能导致单轨吊的偏移或不稳定,因此系统需要根据风速数据进行必要的调整,以确保单轨吊的平稳运行。人员的初始三维坐标数据则用于跟踪和预测人员的移动轨迹。通过对人员位置数据的分析,系统能够生成每个人员的运动轨迹,并预测其未来的移动路径。这些预测轨迹与单轨吊的运动轨迹进行比较,以识别潜在的碰撞风险。碰撞分析单元利用这些处理后的数据,计算单轨吊与人员之间的相对位置和速度,评估碰撞风险。当系统检测到碰撞风险值超过预设的安全阈值时,会立即触发防撞保护机制,包括发出警报信号和自动制动,确保人员和设备的安全。

[0050] 实施例3:设多源数据集为 $\mathbf{E} = [\mathbf{P}, \mathbf{V}, \mathbf{W}, \mathbf{\Omega}, \mathbf{\Phi}]$; 其中,

$\mathbf{P} = [x_1, y_1, z_1, \dots, x_n, y_n, z_n]$, 表示每个人员的初始三维坐标组成的三维坐标集合, 其以单轨吊的位置为原点, x_n 为第 n 个人的X轴坐标值, y_n 为第 n 个人的Y轴坐标值, z_n 为第 n 个人的Z轴坐标值; $\mathbf{V} = [v_x, v_y, v_z]$, 表示单轨吊速度集, v_x 、 v_y 和 v_z 分别表示

单轨吊在X轴、Y轴和Z轴三个方向的速度分量； $\mathbf{W} = [w_x, w_y, w_z]$ 表示风速集， w_x 、 w_y 和 w_z 分别表示风速在X轴、Y轴和Z轴方向的分量； $\mathbf{\Omega} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]$ 表示角速度集， ω_x 、 ω_y 和 ω_z 分别表示单轨吊绕X轴、Y轴和Z轴的角速度分量； $\mathbf{\Phi} = [\phi, \theta, \psi]$ 表示单轨吊偏转角集， ϕ 、 θ 和 ψ 分别表示单轨吊的滚转角、俯仰角和偏航角。

[0051] 具体的，系统通过多种传感器实时采集运行数据和环境数据。人员的初始三维坐标集合 \mathbf{P} 包含了每个人员在空间中的位置，以单轨吊的位置为原点，记录了每个人员在X轴、Y轴和Z轴方向上的坐标值。这些数据通过激光雷达、摄像头等传感器获取，确保系统能够准确定位和跟踪每一个人员的位置。这些初始三维坐标是系统进行人员轨迹预测和碰撞风险评估的基础，为后续的轨迹分析提供了精确的数据支持。同时，系统采集了单轨吊的速度数据 \mathbf{V} ，包括在X轴、Y轴和Z轴三个方向上的速度分量。这些速度数据通过高精度加速度计和GPS模块进行实时监测，确保系统能够准确地获取单轨吊在各个方向上的运动速度。速度分量数据对于预测单轨吊的未来位置和轨迹至关重要，因为它们直接影响到单轨吊的运动状态和轨迹规划。此外，系统还采集了风速数据 \mathbf{W} ，包括风速在X轴、Y轴和Z轴三个方向的分量。这些数据通过安装在单轨吊周围的风速计获取，系统通过分析风速数据，评估风力对单轨吊稳定性的影响，并在必要时对单轨吊的运动进行调整，以确保其平稳运行。风速数据的准确获取和处理，有助于系统在复杂的环境条件下保持单轨吊的稳定性和安全性。角速度数据 $\mathbf{\Omega}$ 同样是系统关键数据之一，包括单轨吊绕X轴、Y轴和Z轴的角速度分量。这些数据通过陀螺仪进行测量，角速度数据对于了解单轨吊的旋转运动状态至关重要，因为任何角速度的变化都会影响单轨吊的整体运行轨迹。通过实时监测和分析角速度数据，系统能够准确预测单轨吊的旋转运动，确保其在三维空间中的精确控制和稳定运行。最后，系统采集了单轨吊的偏转角数据 $\mathbf{\Phi}$ ，包括滚转角、俯仰角和偏航角。这些数据由姿态传感器和惯性测量单元(IMU)提供，确保对单轨吊在三维空间中的精确定位和控制。偏转角数据反映了单轨吊的姿态变化，对于防止单轨吊在运行过程中发生倾斜或偏离轨道具有重要意义。在获取和处理这些详细的运行数据和环境数据后，系统通过复杂的算法对这些数据进行融合处理，形成一个综合的、多维度的环境感知模型。这个模型结合了单轨吊的速度、角速度、偏转角数据以及人员的初始三维坐标和风速数据，能够准确描述单轨吊及其周围环境的动态变化。通过对这些数据的实时分析和处理，系统能够预测单轨吊的未来位置和轨迹，并结合人员的运动轨迹，进行碰撞风险评估。当系统检测到潜在的碰撞风险时，会立即触发防护机制，包括发出警报和自动制动，确保人员和设备的安全。

[0052] 实施例4：多源数据采集与融合单元，使用改进的无迹卡尔曼滤波器对多源数据集进行非线性融合，具体的过程包括：预测步骤、更新步骤和自适应因子更新步骤；其中，预测步骤的公式如下：

$$[0053] \quad \chi_{k-1} = [\hat{\mathbf{E}}_{k-1}, \hat{\mathbf{E}}_{k-1} + \gamma\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}, \hat{\mathbf{E}}_{k-1} - \gamma\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}];$$

$$[0054] \quad \chi_{k|k-1}^* = f(\chi_{k-1}, \mathbf{u}_k, \theta_k);$$

$$[0055] \quad \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \chi_{i,k|k-1}^*;$$

$$[0056] \quad \mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}][\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}]^T + \mathbf{Q}_k(\lambda_k);$$

[0057] 预测步骤的核心是生成sigma点集 χ_{k-1} 。这些sigma点是通过无迹变换从上一个时刻的状态估计 $\hat{\mathbf{E}}_{k-1}$ 和协方差矩阵 \mathbf{P}_{k-1} 中提取的,目的是捕捉状态分布的均值和方差。具体而言,sigma点的生成方式确保了状态分布的非线性特性得以保留,这对于准确预测单轨吊的运动状态至关重要。sigma点的生成过程包括以状态估计 $\hat{\mathbf{E}}_{k-1}$ 为中心,加减一个缩放参数 γ 乘以协方差矩阵 \mathbf{P}_{k-1} 的平方根,从而形成一组能够代表状态分布的点。接下来,sigma点集 χ_{k-1} 通过状态转移函数 $f(\cdot)$ 进行传播,生成预测时刻的sigma点集 $\chi_{k|k-1}^*$ 。状态转移函数 $f(\cdot)$ 是一个非线性函数,它结合了控制输入 \mathbf{u}_k 和系统的动态参数 θ_k ,模拟单轨吊的运动过程。这个函数描述了单轨吊在受控条件下的状态变化,包括速度、位置和姿态等参数的演变。通过对sigma点的传播,系统能够模拟单轨吊在未来时刻的可能状态分布,这对于预测单轨吊的运动轨迹和识别潜在碰撞风险非常关键。在获取到传播后的sigma点集 $\chi_{i,k|k-1}^*$ 后,系统对这些sigma点进行加权平均,以计算k时刻的先验状态估计 $\hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}$ 。加权平均的过程使用了特定的权重 W_i^m ,这些权重根据sigma点的分布特性进行设置,确保平均结果能够准确反映状态的均值。这一步骤的目的是从多个可能的状态点中提取出一个最有代表性的预测状态,提供给后续的更新步骤使用。

[0058] 同时,系统还计算先验协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 。协方差矩阵反映了状态估计的不确定性,通过对sigma点的偏差进行加权平均,并考虑过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}_k(\lambda_k)$,系统能够量化预测状态的不确定性。过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}_k(\lambda_k)$ 是根据过程噪声自适应因子 λ_k 动态调整的,反映了系统在不同噪声环境下的状态变化。这一步骤确保了系统能够适应环境中的不确定因素,提高了预测的鲁棒性和精度。在整个预测过程中,无迹卡尔曼滤波器的核心在于无迹变换的应用。传统的卡尔曼滤波器在处理线性系统时表现出色,但在面对非线性系统时,其性能往往受到限制。而无迹卡尔曼滤波器通过引入无迹变换,能够更准确地处理非线性问题。无迹变换利用一组精心选择的sigma点来近似状态分布的均值和协方差,从而避免了线性化过程中的近似误差。这使得无迹卡尔曼滤波器在处理复杂的非线性系统时,比扩展卡尔曼滤波器(EKF)更具优势,能够提供更高的精度和稳定性。在单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统中,预测步骤的高精度和实时性对系统的安全性和可靠性至关重要。通过准确预测单轨吊的运动状态,系统能够提前识别潜在的碰撞风险,采取必要的预防措施,确保单轨吊的安全运行。例如,当系统预测到单轨吊将在未来的某个时刻接近人员时,能够及时发出警报并采取制动措施,防止碰撞事故的发生。这种高效的预测和防护机制,不仅提高了单轨吊的运行安全性,也显著提升了系统的智能化水平。此外,预测步骤中自适应因子的引入,使得系统能够动态调整过程噪声和观测噪声协方差矩阵,进一步增强了滤波器的适应性和鲁棒性。在复杂多变的环境中,噪声水平可能随时变化,自适应因子的调整确保了系统在不同噪声条件下都能保持最佳性能,提高了预测的准确性和稳定性。自适应因子的作用在于使过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}_k(\lambda_k)$ 和观测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}_k(\mu_k)$ 能够根据实时数据动态调整,确保滤波器在面对不同噪声水平时都能保持最佳性能。过程噪声自适应因子 λ_k 和观测噪声自适应因子 μ_k 的动态调整,使系统能够灵活应对环境变化,提供更为精确和可靠的状态估计。通过预测步骤的复杂计算和精确调整,单轨吊人

员接近保护及防撞保护的智能控制系统能够实现高效、可靠的多源数据融合与状态预测。这不仅提高了系统的安全性和可靠性,也为未来类似系统的开发提供了宝贵的经验和参考。预测步骤的成功应用,展示了无迹卡尔曼滤波器在处理非线性系统时的强大能力,为单轨吊的智能化安全控制提供了坚实的技术保障。

[0059] 更新步骤的公式如下:

$$[0060] \quad \gamma_{k|k-1} = h(\chi_{k|k-1}^*, \phi_k);$$

$$[0061] \quad \hat{z}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \gamma_{i,k|k-1};$$

$$[0062] \quad \mathbf{P}_{zz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\gamma_{i,k|k-1} - \hat{z}_{k|k-1}] [\gamma_{i,k|k-1} - \hat{z}_{k|k-1}]^T + \mathbf{R}_k(\mu_k);$$

$$[0063] \quad \mathbf{P}_{xz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}] [\gamma_{i,k|k-1} - \hat{z}_{k|k-1}]^T;$$

$$[0064] \quad \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz} \mathbf{P}_{zz}^{-1};$$

$$[0065] \quad \hat{\mathbf{E}}_k = \hat{\mathbf{E}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \hat{z}_{k|k-1});$$

$$[0066] \quad \mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zz} \mathbf{K}_k^T;$$

[0067] 更新步骤的核心在于将预测步骤中得到的先验状态估计与实际观测数据相结合,通过非线性观测函数将sigma点从状态空间映射到观测空间。观测函数 $h(\cdot)$ 是一个非线性函数,用于描述传感器的观测过程,反映了系统如何从实际的环境中获取观测数据。观测函数的输入是通过状态转移函数传播后的sigma点集 $\chi_{k|k-1}^*$,输出是观测sigma点集 $\gamma_{k|k-1}$ 。这些观测sigma点集 $\gamma_{k|k-1}$ 通过反映单轨吊运行状态的各个方面,包括位置、速度、角度和环境因素,提供了一个全面的观测数据集。接下来,通过对这些观测sigma点集进行加权平均,计算出预测观测值 $\hat{z}_{k|k-1}$ 。加权平均的权重 W_i^m 根据sigma点的分布特性进行设置,确保平均结果能够准确反映观测值的均值。预测观测值 $\hat{z}_{k|k-1}$ 是对实际观测值的一个估计,它反映了在给定状态下系统期望的观测结果。在得到预测观测值后,系统需要计算预测观测值的协方差矩阵 \mathbf{P}_{zz} 和状态与观测之间的互协方差矩阵 \mathbf{P}_{xz} 。这些协方差矩阵的计算考虑了观测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}_k(\mu_k)$,该矩阵根据观测噪声自适应因子 μ_k 动态调整,以反映观测过程中的不确定性。观测噪声协方差矩阵的调整使系统能够适应不同的观测环境和噪声水平,确保观测数据的准确性和可靠性。

[0068] 接下来,系统计算卡尔曼增益 \mathbf{K}_k ,这是更新步骤中的关键公式。卡尔曼增益通过状态与观测之间的互协方差矩阵 \mathbf{P}_{xz} 和预测观测值的协方差矩阵 \mathbf{P}_{zz} 的逆矩阵相乘得到。卡尔曼增益的作用在于衡量预测状态与实际观测值之间的差异,并将这一差异用于修正先验状态估计。通过卡尔曼增益,系统能够将观测误差 $\mathbf{z}_k - \hat{z}_{k|k-1}$ 转化为对状态估计的修正量,从而提高状态估计的准确性。在计算出卡尔曼增益后,系统使用该增益对先验状态估计 $\hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}$ 进行修正,得到后验状态估计 $\hat{\mathbf{E}}_k$ 。具体而言,后验状态估计 $\hat{\mathbf{E}}_k$ 是通过先验状态估计加上卡尔曼增益与观测误差的乘积得到的。这个过程确保了系统能够根据最新的观测数据动态调整状态估计,提供一个更为精确和可靠的状态描述。后验状态估计 $\hat{\mathbf{E}}_k$ 作为更新后

的最佳状态估计,将用于下一时刻的预测步骤。同时,系统还更新了后验协方差矩阵 \mathbf{P}_k ,以反映更新后的状态估计的不确定性。后验协方差矩阵的更新过程包括减去卡尔曼增益与预测观测值的协方差矩阵和卡尔曼增益的乘积。通过这一更新步骤,系统能够量化状态估计的不确定性,确保在未来时刻能够继续提供高精度的状态预测和风险评估。在单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统中,更新步骤的高精度和实时性对系统的安全性和可靠性至关重要。通过精确计算卡尔曼增益和动态调整状态估计,系统能够及时响应环境变化和观测数据的波动,从而有效预防潜在的碰撞风险。例如,当系统检测到单轨吊在运行过程中接近人员时,通过更新步骤快速修正状态估计,发出警报并采取制动措施,防止碰撞事故的发生。这种高效的更新机制,不仅提高了单轨吊的运行安全性,也显著提升了系统的智能化水平。

[0069] 此外,更新步骤中自适应因子的引入,使得系统能够动态调整观测噪声协方差矩阵,进一步增强了滤波器的适应性和鲁棒性。在复杂多变的环境中,噪声水平可能随时变化,自适应因子的调整确保了系统在不同噪声条件下都能保持最佳性能,提高了更新步骤的准确性和稳定性。自适应因子的作用在于使观测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}_k(\mu_k)$ 能够根据实时数据动态调整,确保滤波器在面对不同噪声水平时都能保持最佳性能。通过更新步骤的复杂计算和精确调整,单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统能够实现高效、可靠的多源数据融合与状态更新。这不仅提高了系统的安全性和可靠性,也为未来类似系统的开发提供了宝贵的经验和参考。更新步骤的成功应用,展示了无迹卡尔曼滤波器在处理非线性系统时的强大能力,为单轨吊的智能化安全控制提供了坚实的技术保障。

[0070] 其中, χ_{k-1} 是k-1时刻的sigma点集; $\hat{\mathbf{E}}_{k-1}$ 是k-1时刻的状态估计; γ 是sigma点分布的缩放参数; \mathbf{P}_{k-1} 是k-1时刻的协方差矩阵; \mathbf{u}_k 是k时刻的控制输入; θ_k 是状态转移函数的参数; $f(\cdot)$ 是预设的非线性状态转移函数; $h(\cdot)$ 是预设的非线性观测函数; ϕ_k 是观测函数的参数; W_i^m 和 W_i^c 分别是第*i*个sigma点的均值和协方差权重; $\mathbf{Q}_k(\lambda_k)$ 是自适应过程噪声协方差矩阵,用于表示状态预测的不确定性; $\mathbf{R}_k(\mu_k)$ 是自适应观测噪声协方差矩阵,表示观测的不确定性; \mathbf{z}_k 是k时刻的实际观测值; \mathbf{K}_k 是卡尔曼增益; λ_k 是过程噪声自适应因子,用于动态调整过程噪声协方差矩阵; μ_k 是观测噪声自适应因子,用于动态调整观测噪声协方差矩阵; \mathbf{P}_{xz} 是状态与观测之间的互协方差矩阵; $\hat{\mathbf{E}}_k$ 是k时刻的后验状态估计,即更新后的最佳估计,作为融合多源数据集; \mathbf{P}_k 为k时刻的后验协方差矩阵,表示更新后的状态估计不确定性; \mathbf{P}_{zz} 是预测观测值的协方差矩阵; $\chi_{k|k-1}^*$ 是通过状态转移函数传播后的sigma点集; $\hat{\mathbf{E}}_{k|k-1}$ 是k时刻的先验状态估计; $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 是k时刻的先验协方差矩阵; $\gamma_{k|k-1}$ 是sigma点集通过观测函数传播后的结果; $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ 是预测的观测值; $\chi_{i,k|k-1}^*$ 是通过状态转移函数传播后的第*i*个sigma点; $\gamma_{i,k|k-1}$ 是第*i*个sigma点通过观测函数传播后的结果;sigma点总共 $2n+1$ 个。

[0071] 实施例5:自适应因子更新步骤的公式如下:

$$[0072] \quad \lambda_k = \lambda_{k-1} + \alpha \cdot \tanh(\|\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}\|_2 - \beta);$$

$$[0073] \quad \mu_k = \mu_{k-1} \cdot \exp(-\delta \cdot \|z_k - \hat{z}_{k|k-1}\|_2^2) ;$$

[0074] 其中, α 是过程噪声自适应因子 λ_k 的调节参数, 控制其变化速率; β 是过程噪声自适应因子 λ_k 的阈值参数, 影响其变化的敏感度; δ 是观测噪声自适应因子 μ_k 的调节参数, 控制其变化速率; $\|\cdot\|_2$ 表示L2范数。

[0075] 具体的, 自适应因子更新步骤的第一个公式用于调整过程噪声自适应因子。公式通过实际观测值与预测观测值之间的误差来动态调整这个因子。当误差较大时, 过程噪声自适应因子应该增加, 以反映更高的不确定性。具体而言, 当误差超出某个阈值时, 系统会迅速增加过程噪声自适应因子, 使过程噪声协方差矩阵 Q_k 增大, 从而提高对预测的不确定性的容忍度。这种设计确保了系统能够在噪声水平变化时, 迅速调整预测模型, 保持高精度的状态估计。例如, 在单轨吊运行过程中, 如果传感器测量的环境数据由于外部干扰而产生较大的误差, 系统能够识别这一变化, 并相应调整过程噪声自适应因子。当风速变化剧烈时, 可能会导致单轨吊的运动状态发生显著变化, 此时系统通过增加过程噪声自适应因子, 增强对这些变化的适应能力, 确保状态估计的稳定性和可靠性。第二个公式用于调整观测噪声自适应因子。这个公式通过观测误差的平方来调整观测噪声自适应因子。当观测误差较大时, 观测噪声自适应因子会减小, 以反映观测噪声的增加。这种设计理念是通过降低观测噪声的影响, 提高观测数据的可信度。当观测误差较小时, 观测噪声自适应因子的调整幅度会减小, 保持观测噪声协方差矩阵的相对稳定。在单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统中, 实时调整观测噪声自适应因子尤为重要。例如, 当系统检测到周围环境中人员的位置数据波动较大时, 通过调整观测噪声自适应因子, 可以减少这些波动对状态估计的影响, 提高系统对实际人员位置的识别精度。这在人员密集或环境复杂的场景中尤为关键, 能够显著提升系统的安全性和可靠性。通过这两个公式的应用, 单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统能够自适应地调整过程噪声和观测噪声的水平, 从而在不同环境条件下保持最佳性能。自适应因子的动态调整机制, 使得系统能够实时响应观测误差的变化, 提高了滤波器的鲁棒性和精度。具体来说, 当系统在运行过程中, 传感器数据由于外界干扰而产生较大的误差时, 自适应因子更新步骤能够迅速识别这一变化, 并相应调整噪声协方差矩阵。例如, 当单轨吊运行在强风环境中, 风速的突变可能导致传感器测量误差增加, 系统会通过增加过程噪声自适应因子来反映这一不确定性, 提高状态预测的鲁棒性。同样地, 当传感器的观测噪声增加时, 系统会通过减小观测噪声自适应因子来提高对观测数据的重视程度, 从而提高状态更新的准确性。在单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统中, 自适应因子更新步骤的实施, 显著提升了系统在复杂多变环境中的适应能力和可靠性。这种动态调整机制, 确保了系统能够根据实际观测数据的变化, 实时调整过程噪声和观测噪声的水平, 从而提高状态估计的精度和稳定性。通过这一机制, 系统能够在各种复杂环境中保持高效、安全的运行, 及时识别并预防潜在的碰撞风险, 保护人员和设备的安全。此外, 自适应因子更新步骤的公式设计, 使得系统具备了高度的智能化和自动化水平。通过对观测误差的实时分析和动态调整, 系统能够自适应地优化滤波器的性能, 无需人工干预。这种智能化的调整机制, 不仅提高了系统的操作便捷性, 也显著提升了系统的可靠性和稳定性, 为单轨吊的智能控制提供了坚实的技术保障。

[0076] 实施例6: 人员跟踪与预测单元, 跟踪人员轨迹, 并基于人员轨迹, 对每个人员进行

未来轨迹预测,得到每个人员的预测轨迹的过程使用如下公式进行表示:

$$[0077] \quad \begin{aligned} {}_0^C D_t^A \mathbf{H}(t + \Delta t) &= \mathbf{S} \cdot \sum_{j=0}^{\lfloor t/h \rfloor} [\mathbf{H}(t - jh) - \mathbf{H}(t - (j + 1)h)] \cdot \\ &[{}_0^C D_t^{A-1} \mathbf{H}(t) + \mathbf{G} \cdot {}_0^C D_t^{A-1} \mathbf{H}(t)] \end{aligned};$$

[0078] 其中, D_t 为Caputo分数阶导数算子; A 为阶数; h 为时间步长; Δt 为预测时间间隔; $\mathbf{H}(t)$ 为 t 时刻的人员三维坐标集合函数, 其为一条曲线函数, 该曲线函数所表征的曲线与该人员三维坐标集合中的每个三维坐标的距离的和值最小; $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整符号; \mathbf{G} 为高斯噪声矩阵; 预设的 \mathbf{S} 为Caputo分数阶导数转移矩阵; 通过求解该公式, 得到 $\mathbf{H}(t + \Delta t)$, 作为该人员的预测轨迹; C 是指Caputo, 表示这是Caputo分数阶导数。

[0079] 具体的, 在公式中, $\mathbf{H}(t)$ 表示在时间 t 时刻的人员三维坐标集合函数。这个函数通过高精度的传感器捕捉并记录人员在空间中的位置数据, 形成一条连续的轨迹曲线。此曲线与人员的三维坐标点之间的距离和最小, 确保轨迹的准确性和一致性。这意味着在任何给定时刻, 系统都能够提供一个最可能的人员位置轨迹, 并基于此进行未来位置的预测。Caputo分数阶导数算子 D_t 是该公式的核心组件之一。分数阶导数是一种广义的微分算子, 能够处理更复杂的动态系统特性。在这里, Caputo分数阶导数被用来描述人员运动轨迹的变化情况。通过对过去运动数据的分数阶微分, 系统能够更好地理解和预测人员的未来运动趋势。公式中使用了高斯噪声矩阵 \mathbf{G} , 它反映了环境中的随机干扰和测量误差。现实世界中, 任何测量和运动都不可避免地会受到各种随机因素的影响。高斯噪声矩阵的引入, 使得模型可以考虑到这些不确定性, 从而提高预测结果的鲁棒性和可靠性。通过引入噪声项, 系统能够模拟真实环境中的不确定性, 并在预测过程中进行相应的调整。为了实现人员未来轨迹的预测, 公式通过时间步长 h 和预测时间间隔 Δt 来进行计算。时间步长 h 决定了系统在多长时间间隔内进行一次轨迹计算, 而预测时间间隔 Δt 则决定了预测的时间窗口长度。系统通过逐步迭代的方式, 对每个时间步长内的人员位置变化进行计算, 并根据这些变化预测未来的轨迹位置。在实际应用中, 系统首先通过传感器捕捉人员在不同时间点的三维坐标数据, 并将这些数据输入到轨迹跟踪模型中。接着, 使用Caputo分数阶导数算子对这些时间序列数据进行处理。公式中的 ${}_0^C D_t^A \mathbf{H}(t + \Delta t)$ 描述了当前时刻人员位置的变化率, 基于这一变化率, 系统可以预测出未来的人员位置 $\mathbf{H}(t + \Delta t)$ 。同时, 公式中的转移矩阵 \mathbf{S} 起到了关键作用。转移矩阵结合了历史位置数据, 通过对过去运动轨迹进行分析, 帮助预测未来的运动轨迹。高斯噪声矩阵 \mathbf{G} 则在计算过程中引入随机扰动, 模拟真实环境中的不确定性因素。这种方法不仅考虑了人员运动的惯性和历史轨迹, 还充分考虑了环境中可能存在的随机性和不确定性, 使得预测结果更具现实意义。例如, 在一个实际场景中, 当系统检测到某个人员在单轨吊附近移动时, 传感器会持续跟踪该人员的轨迹数据。通过上述公式, 系统可以对这些数据进行处理, 预测该人员在未来几秒钟内的可能位置。如果预测结果显示该人员将进入单轨吊的工作区域, 系统会立即发出警报, 并采取相应的预防措施, 如减速或紧急制动, 以防止可能发生的碰撞事故。Caputo分数阶导数的应用使得系统能够处理更复杂的轨迹变化情况, 而高斯噪声矩阵的引入则增加了预测的鲁棒性和可靠性。这种组合使得系统能够在复杂多变的环境中, 依然保持高精度的预测能力。无论是人员的随机

移动,还是环境中的突发干扰,系统都能够通过动态调整和实时计算,提供准确的预测结果。总之,人员跟踪与预测单元通过使用Caputo分数阶导数和高斯噪声矩阵的复杂数学模型,实现了对人员未来轨迹的高精度预测。这一过程不仅提高了系统对人员运动轨迹的理解和预测能力,还增强了系统在复杂环境中的适应性和鲁棒性。通过实时跟踪和动态预测,系统能够及时识别潜在的碰撞风险,并采取有效的预防措施,确保单轨吊的安全运行。这种高度智能化和自动化的轨迹预测机制,为单轨吊的智能控制提供了坚实的技术保障,同时也展示了现代智能控制系统在工业应用中的巨大潜力和价值。

[0080] 实施例7:Caputo分数阶导数转移矩阵使用如下公式进行表示:

$$[0081] \quad S = \frac{1}{\Gamma(1-A)} \sum_{j=0}^{\lfloor t/h \rfloor} \frac{\Gamma(j-A)}{\Gamma(j+1)};$$

[0082] 其中, $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数。

[0083] 具体的, Caputo分数阶导数转移矩阵的核心在于其能够将历史数据与当前状态关联起来,从而在预测未来轨迹时充分利用过去的信息。这在处理人员运动轨迹时尤为重要,因为人的运动往往具有记忆性和惯性特征。通过分数阶导数的应用,系统不仅能够考虑当前时刻的状态,还能够综合考虑过去多个时刻的状态变化,从而实现更为精确的预测。具体来说,分数阶导数的阶数 A 决定了系统对历史数据的敏感程度。当 A 接近于1时,系统对过去数据的依赖性较强,能够捕捉到更多的历史信息,反之则依赖性较弱。伽马函数 $\Gamma(\cdot)$ 在该公式中的作用是对时间步长内的每个历史数据点进行加权,从而使得每个数据点对当前状态的影响得到合理量化。转移矩阵 S 通过对过去时刻的数据进行加权求和实现。这一过程涉及到对时间进行分段处理,即将时间分割成若干个步长 h ,并对每个时间步内的数据进行处理。伽马函数的引入,使得系统能够对每个时间步内的数据进行精确的权重分配,确保每个数据点的影响都被合理考虑。具体的公式计算中,通过对历史数据的求和,转移矩阵 S 能够准确反映过去数据对当前状态的影响,从而提高预测的精度。在实际应用中,当传感器捕捉到人员在单轨吊附近的移动时,这些数据首先被记录下来,并输入到轨迹跟踪模型中。系统通过Caputo分数阶导数转移矩阵,将这些历史数据进行处理,以预测人员未来的运动轨迹。这个预测过程不仅考虑了人员当前的位置和速度,还结合了过去的运动趋势,从而提供一个更为全面和准确的预测结果。

[0084] 实施例8:碰撞分析单元,通过如下公式,根据融合多源数据集,计算出危险区域:

$$[0085] \quad A_{danger} = \pi \cdot (R_{base} + L_{boom} \cdot \sin(X))^2 \cdot \exp\left(\frac{\|\hat{E}_k(2)\|}{v_{max}} + \frac{\|\hat{E}_k(3)\|}{w_{max}} + \frac{m_{load}}{m_{max}}\right) \cdot (1 + \beta \cdot \|\hat{E}_k(4)\|) \cdot (\arccos\hat{E}_k(5,1) + \arccos\hat{E}_k(5,2) + \arccos\hat{E}_k(5,3));$$

[0086] 其中, A_{danger} 为以单轨吊为中心的呈圆形的危险区域的面积; R_{base} 为单轨吊基座半径; L_{boom} 为单轨吊的最长径向长度; X 为单轨吊与相对于水平面的偏离角度; $\hat{E}_k(2)$ 为融合多源数据集的第二个元素,对应于融合多源数据集中的单轨吊速度集; $\hat{E}_k(3)$ 为融合多源数据集的第三个元素,对应于融合多源数据集中的风速集; $\hat{E}_k(4)$ 为融

合多源数据集的第四个元素,对应于融合多源数据集中的角速度集; m_{load} 为单轨吊当前载重; $\|\cdot\|$ 为求向量模的运算; V_{max} 为最大允许速度; W_{max} 为最大允许风速; m_{max} 为最大允许载重; $\hat{\mathbf{E}}_k(5,1)$ 、 $\hat{\mathbf{E}}_k(5,2)$ 和 $\hat{\mathbf{E}}_k(5,3)$ 分别对应于融合多源数据集中的滚转角、俯仰角和偏航角; β 为调整系数。

[0087] 具体的,该公式的核心部分是 A_{danger} ,它表示单轨吊周围以其为中心的圆形危险区域的面积。计算这个面积需要综合考虑单轨吊的物理尺寸、运动状态、环境影响以及当前的载荷情况。首先,危险区域的基本形状是一个圆,其半径由单轨吊的基座半径 R_{base} 和最长径向长度 L_{boom} 的正弦分量决定。具体来说,公式中的

$\pi \cdot (R_{base} + L_{boom} \cdot \sin(X))^2$ 表示了以单轨吊为中心的圆形区域的面积,其中 X 为单轨吊与水平面的偏离角度。这个部分计算了单轨吊在空间中的基础几何形状,考虑了其物理尺寸和姿态。基座半径 R_{base} 和径向长度 L_{boom} 是关键参数,因为它们直接影响了单轨吊的工作覆盖范围。当单轨吊的臂展增加或者与水平面的角度变大时,危险区域的半径会相应增大,反之亦然。在此基础上,进一步的修正因子通过指数函数 $\exp\left(\frac{\|\hat{\mathbf{E}}_k(2)\|}{V_{max}} + \frac{\|\hat{\mathbf{E}}_k(3)\|}{W_{max}} + \frac{m_{load}}{m_{max}}\right)$ 引入,该函数结合了单轨吊的速度、风速和载重量的影响。

这里, $\hat{\mathbf{E}}_k(2)$ 表示融合多源数据集中的单轨吊速度向量, $\hat{\mathbf{E}}_k(3)$ 表示风速向量, $\hat{\mathbf{E}}_k(4)$ 表示角速度向量, m_{load} 表示当前载重量。这些参数的标准化因子分别为最大允许速度 V_{max} 、最大允许风速 W_{max} 和最大允许载重量 m_{max} 。通过将这些参数归一化,公式能够适应不同的操作条件和环境变化。指数函数的作用是放大这些变量的影响,确保在高速度、高风速或者高载重条件下,危险区域能够适当扩大,从而提供更大的安全缓冲。具体来说,速度向量 $\hat{\mathbf{E}}_k(2)$ 对危险区域的影响尤为显著。当单轨吊的速度增加时,其运动路径上的不确定性也会增加,因此需要更大的危险区域来保证安全。同样,风速向量 $\hat{\mathbf{E}}_k(3)$ 表示的环境风速对单轨吊的稳定性有重要影响。风速越大,单轨吊的受力变化越显著,导致其运动轨迹的偏差增加。因此,在高风速条件下,系统会适当扩大危险区域,以应对可能的运动偏差。

[0088] 载重量 m_{load} 也是一个关键参数。随着载重量的增加,单轨吊的惯性增大,其运动响应时间变长,控制精度降低。因此,在重载条件下,危险区域需要适当扩大,以提供更多的反应时间和空间,防止意外碰撞。公式中的另一部分

$(1 + \beta \cdot \|\hat{\mathbf{E}}_k(4)\|) \cdot (\arccos \hat{\mathbf{E}}_k(5,1) + \arccos \hat{\mathbf{E}}_k(5,2) + \arccos \hat{\mathbf{E}}_k(5,3))$ 进一步细化了危险区域的计算。调整系数 β 和角速度向量的模 $\|\hat{\mathbf{E}}_k(4)\|$ 调整了公式的灵敏度,确保系统能够准确反映角速度对危险区域的影响。此部分还包括三个方向的姿态角度(滚转角、俯仰角和偏航角),它们分别由融合多源数据集中的 $\hat{\mathbf{E}}_k(5,1)$ 、 $\hat{\mathbf{E}}_k(5,2)$ 和 $\hat{\mathbf{E}}_k(5,3)$ 表示。通过反余弦函数,这些角度被转换为实际对危险区域大小的影响。这些姿态角度对于确定单轨吊在三维空间中的精确位置和运动方向至关重要。例如,滚转角、俯仰角和偏航角分别描述了单轨吊绕自身三个轴的旋转情况,这些角度的变化会直接影响单轨吊的实际工作范围

和运动路径。因此,系统通过对这些角度进行精确计算,可以更准确地预测单轨吊在不同姿态下的危险区域。综合来看,这个公式体现了多源数据融合在智能控制系统中的重要性。通过结合单轨吊的实时运行数据和环境因素,系统能够动态调整危险区域的大小,从而更准确地预防碰撞风险。例如,当单轨吊运行速度增加时,危险区域会相应扩大,以提供更多的反应时间和空间。同样,当风速增加或单轨吊载重增加时,系统也会相应调整危险区域,确保在各种操作条件下的安全性。在实际应用中,这意味着当单轨吊在轨道上移动时,系统能够实时监测其周围环境的变化,并根据当前的运行状态调整危险区域。如果检测到人员或物体进入这个动态调整的危险区域,系统会立即发出警报,并根据需要采取紧急制动或其他安全措施,以防止碰撞事故的发生。通过综合考虑单轨吊的物理尺寸、运动状态、环境影响和当前载重量,系统能够在复杂环境中提供高精度的危险区域预测。这种方法不仅提高了系统的安全性,还增强了其在不同操作条件下的适应性。例如,在风速较大的环境中,风速向量 $\hat{\mathbf{E}}_k(3)$ 会对危险区域的大小产生显著影响。通过调整风速的权重,系统能够准确反映风速对单轨吊运行安全的影响。同样地,当单轨吊承载重物时,载重量 m_{load} 的增加会使危险区域扩大,以确保在负载较大时系统仍能保持安全运行。此外,角速度向量 $\hat{\mathbf{E}}_k(4)$ 和姿态角度的引入,使得系统能够更全面地考虑单轨吊在三维空间中的动态行为。通过对滚转角、俯仰角和偏航角的细致分析,系统能够准确预测单轨吊在不同姿态下的危险区域。通过这种多维度、多因素的综合考虑,碰撞分析单元不仅能够实时计算危险区域,还能够根据环境和操作条件的变化动态调整危险区域的大小,从而提供最优的安全保护。这种动态调整机制确保了系统在各种复杂环境下的高效和安全运行。

[0089] 综上所述,碰撞分析单元通过复杂的数学公式计算出单轨吊周围的危险区域,综合考虑了单轨吊的几何参数、运动状态、环境影响和当前载重量等多个因素。通过动态调整危险区域的大小,系统能够实时预防潜在的碰撞风险,确保单轨吊的安全运行。这种高度智能化和自动化的危险区域预测机制,为单轨吊的智能控制提供了坚实的技术保障,也展示了现代智能控制系统在工业应用中的巨大潜力和价值。这种方法不仅适用于单轨吊的人员接近保护和防撞保护,也为其他类似的工业设备提供了参考。在各种复杂和动态的工业环境中,通过多源数据融合和复杂数学建模,系统能够提供高精度的预测和预警,从而提高整体的安全性和运行效率。无论是在矿井、港口还是其他工业场所,这种智能控制系统都能够发挥重要作用,确保设备和人员的安全。

[0090] 实施例9:所述调整系数通过如下公式进行计算:

$$[0091] \quad \beta = \beta_0 \cdot \left(1 + \tanh\left(\frac{\|\mathbf{E}\|}{E_{max}}\right)\right)^t;$$

[0092] 其中, β_0 为初始值,取值范围为0.5到1.3。

[0093] 具体的,公式描述了调整系数 β 的动态变化机制,其中 β_0 是初始值,范围在0.5到1.3之间。初始值 β_0 决定了系统在初始状态下的基本调整水平,可以根据具体应用场景的安全需求进行设置。例如,在高风险环境中,可能会选择较高的初始值,以增加危险区域的敏感度,从而提高安全性。在公式中,多源数据集合 \mathbf{E} 包含了与单轨吊运行相关的各种参数,包括速度、加速度、角速度和姿态角度等。这些参数全面反映了单轨吊的实时运行状态和环境条件。通过归一化处理,多源数据集合 \mathbf{E} 的模 $\|\mathbf{E}\|$ 表示当前

状态的综合影响,而 E_{\max} 则是这些多源数据集合的模的最大允许值,用于标准化当前状态。通过双曲正切函数的应用,公式对标准化后的多源数据集合进行了非线性变换。双曲正切函数的值范围在-1到1之间,这使得调整系数能够对多源数据集合的变化作出灵敏的反应。当多源数据集合的模接近于零时,双曲正切函数的值接近于零;当多源数据集合的模接近其最大允许值时,双曲正切函数的值接近于1。这种非线性变换确保了系统能够合理调整 β ,从而适应不同的操作条件。例如,当单轨吊的速度或角速度较高时,多源数据集合的模较大,双曲正切函数的输出也较大,从而使 β 相应增加,扩展危险区域以提高安全性。此外,调整系数 β 通过时间变量 t 进行指数调整。公式中的指数函数表明,随着时间的推移, β 会动态变化,以适应长期运行中的各种变化。这种设计使得系统在长期运行过程中能够保持对危险区域的高敏感度,确保在不同环境条件下的安全性。例如,在单轨吊运行时间较长或者环境变化剧烈时, β 会相应增加,以提供更大的危险区域,确保运行安全。在实际应用中,当单轨吊在轨道上运行时,系统通过实时监测其周围环境和运行状态,根据多源数据集合多源数据集合 E 的变化动态调整 β 。例如,在高风速环境中,风速参数会显著影响多源数据集合的模,从而通过双曲正切函数影响 β 的值。风速越大,多源数据集合的模越大, β 的值也相应增加,扩展了危险区域。这确保了在高风速条件下,系统能够提供更大的安全缓冲,防止意外碰撞。同样地,当单轨吊的速度增加或角速度变化较大时,系统通过调整 β ,增加危险区域的敏感度,从而提供更大的安全保护。例如,当单轨吊加速运行时,系统会识别到速度的增加,通过调整 β 扩展危险区域,确保有足够的反应时间和空间来处理潜在的危险情况。综上所述,调整系数 β 的计算公式通过动态调整危险区域的大小,确保了单轨吊人员接近保护及防撞保护的智能控制系统能够适应各种复杂和动态的操作条件。通过合理设置初始值 β_0 和对多源数据集合的非线性变换,系统能够灵敏地响应实时变化,提供最优的安全保护。这种高度智能化的调整机制,不仅提高了系统的安全性和可靠性,也展示了现代智能控制系统在工业应用中的巨大潜力和价值。通过这种方法,单轨吊的运行变得更加安全、高效,确保了人员和设备的安全。

[0094] 虽然以上描述了本发明的具体实施方式,但是本领域的技术人员应当理解,这些具体实施方式仅是举例说明,本领域的技术人员在不脱离本发明的原理和实质的情况下,可以对上述方法和系统的细节进行各种省略、替换和改变。例如,合并上述方法步骤,从而按照实质相同的方法执行实质相同的功能以实现实质相同的结果则属于本发明的范围。

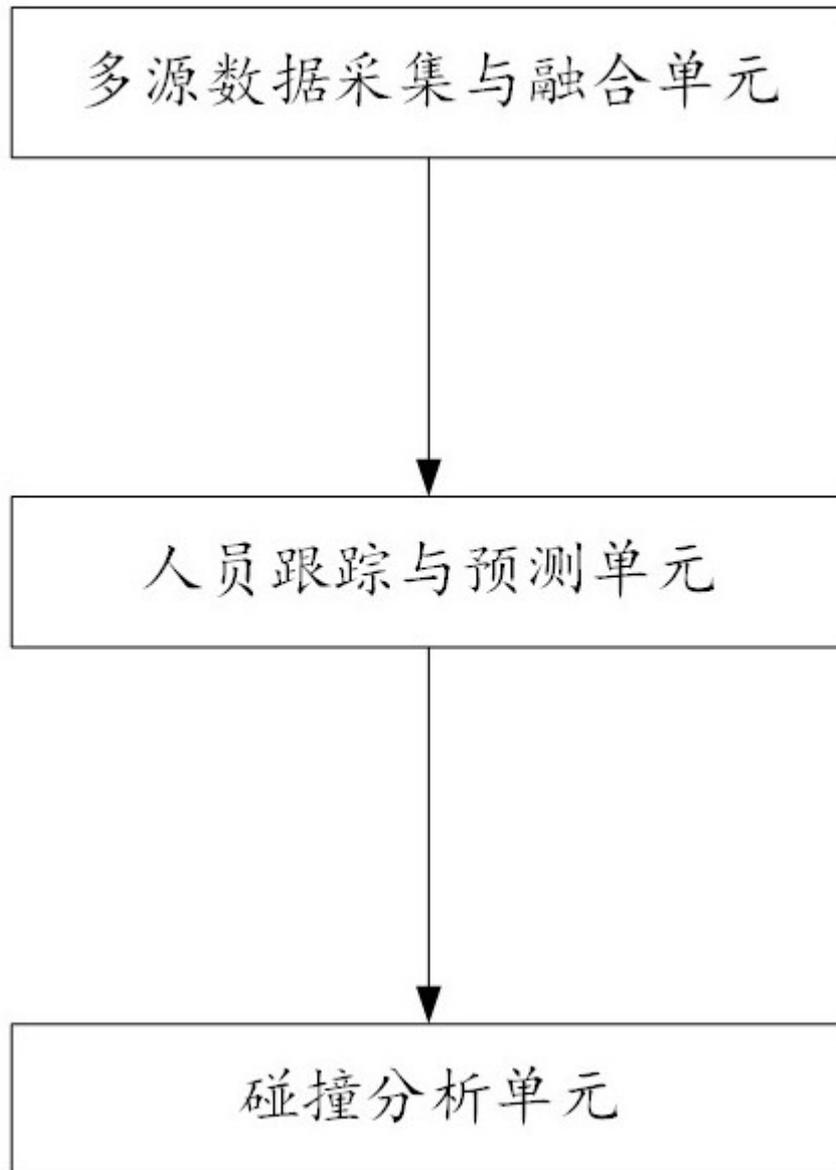


图1